

## **BAB II**

### **TINJAUAN PUSTAKA**

#### **2.1 Tinjauan Pustaka**

Sebuah ekspresi wajah manifestasi nyata dari afektif, aktivitas kognitif, tujuan, dan personalitas seseorang. Ekspresi wajah memainkan peranan penting dalam hubungan interpersonal antar manusia yang dapat memberikan efek sebesar 55% dari pesan yang akan disampaikan karena ekspresi wajah mempunyai banyak informasi sehingga keinginan untuk mengekstraksi informasi tersebut secara otomatis juga meningkat (Chen, et al., 2012; Deepthi.S, et al., 2013; Thomas & Mathew, 2012).

Analisa deteksi dan ekstraksi ciri wajah pada ekspresi wajah telah menjadi sangat populer dalam satu dekade terakhir. Biasanya, metode yang digunakan untuk menganalisa ekspresi wajah dibagi menjadi dua yaitu: pertama pendekatan secara global yang menganalisa tekstur keseluruhan wajah tanpa memperhatikan bagian-bagian wajah seperti mata dan mulut. Kedua menggunakan pendekatan yang mencoba untuk mengekstraksi ciri bagian-bagian wajah (Panning, et al., 2008).

Penelitian pengenalan ekspresi wajah telah banyak dilakukan dengan berbagai metode, misalnya pengenalan ekspresi wajah menggunakan metode *Backpropagation* (Saudagare & Chaudhari, 2012; Perveen, et al., 2012; S.P.Khandait, et al., 2011; Raheja & Kumar, 2010; Satiyan, et al., 2010). Saudagare, et al melakukan ekstraksi ciri bagian wajah pada citra JAFFE dengan metode *Eigenface* dan menghasilkan aplikasi yang dapat mengenali tujuh ekspresi wajah dengan tingkat akurasi sebesar 80%. Namun kelemahan dari aplikasi ini adalah citra

harus mempunyai latar belakang yang sama. Pada penelitian lain, yang dilakukan oleh Perveen, et al melakukan ekstraksi ciri bagian wajah pada citra JAFFE menggunakan metode *Statistical Feature Extraction* dan aplikasi yang dihasilkan mampu mengenali tujuh ekspresi wajah dengan akurasi 100%. Sedangkan Khandait, et al pada tahun sebelumnya juga melakukan penelitian dengan objek yang sama tetapi untuk ekstraksi ciri bagian wajah menggunakan Operator Deteksi Tepi Susan, Geometri Wajah, dan Analisa Deteksi Proyeksi namun kelemahan dari gabungan ketiga metode tersebut adalah tidak dapat mengekstraksi ciri bagian wajah yang tertutup oleh rambut. Aplikasi yang dihasilkan mempunyai ketepatan mengenali ekspresi wajah sebesar 95,25%. Raheja, et al menggunakan metode *Added-boost Classifier* untuk mengekstraksi ciri wajah secara menyeluruh. Citra dihasilkan dari *capture* kamera. Hasil dari pengujian, aplikasi mampu mengenali ekspresi wajah gembira, berpikir, dan sedih masing-masing sebesar 94,28%, 85,71%, dan 83,33%. Kelemahan dari aplikasi adalah hasil *capture* kamera harus berisi wajah tunggal. Satiyan, et al menggunakan *wavelet* Haar untuk mendapatkan ekstraksi ciri wajah. Citra diperoleh dari rekaman gerakan wajah seseorang yang duduk menghadap kamera. Berdasarkan hasil pengujian, aplikasi mampu mengenali tujuh ekspresi wajah sebesar 97% pada level pertama dekomposisi. Semakin besar level dekomposisi, kinerja jaringan semakin menurun (Satiyan, et al., 2010).

Penelitian pengenalan ekspresi wajah juga dapat dilakukan dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantization (LVQ)* pada proses pembelajaran serta pengenalan ekspresi wajah, dimana ekstraksi ciri dilakukan

dengan bantuan *wavelet* Gabor. Aplikasi yang dihasilkan mampu mengenali ekspresi wajah pada citra JAFFE sebesar 87,51% tanpa ekspresi takut dan 90,21% dengan ekspresi takut (Bashyal & Venayagamoorthy, 2008).

Penelitian lain dilakukan dengan menggunakan metode *Discrete Wavelet Transform* (DWT) dan *Parallel Neural Network* menghasilkan sistem yang dapat mengenali 5 ekspresi wajah pada citra JAFFE dengan tingkat ketepatan berkisar 81,08% - 96,40% (Kazmi, et al., 2010).

Beberapa penelitian lain menggunakan metode *Support Vector Machine* (SVM). Owusu, et al, membuat aplikasi yang dapat mengenali tujuh ekspresi wajah pada citra JAFFE sebesar 95,57% dan enam ekspresi wajah pada citra Yale sebesar 92,23%. Pengenalan ekspresi tersebut dilakukan melalui tahapan deteksi wajah menggunakan metode *Discrete Cosine Transform* (DCT) dan *Bessel Transform* dan *Wavelet Gabor* untuk ekstraksi ciri bagian wajah. Berdasarkan hasil pengujian, ekspresi wajah gembira, kaget, dan jijik dapat dikenali hampir 100% sedangkan ekspresi wajah sedih, takut, dan netral lebih sulit untuk dibedakan (Owusu, et al., 2014). Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Zhang, et al membandingkan metode ekstraksi ciri *Local Binary Pattern* (LBP) dan *Wavelet Gabor* sedangkan metode pembelajaran dan pengenalan ekspresi wajah yang dibandingkan adalah *Artificial Neural Network* (ANN), *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Support Vector Machine* (SVM), *Sparse Representation Classifier* (SRC). Berdasarkan hasil pengujian sistem memberikan hasil terbaik pengenalan tujuh ekspresi pada citra JAFFE maupun Cohn-Kanade pada gabungan metode *Wavelet Gabor* dan SRC sebesar 88,57% dan 98,09% (Zhang, et al., 2012).

Sedangkan penelitian pengenalan ekspresi wajah yang saat ini sedang dilakukan, proses akuisisi citra dilakukan dengan menggunakan kamera *digital* untuk meng-*capture* ekspresi wajah mahasiswa. Kemudian citra yang telah diperoleh akan diolah menjadi citra biner dan ditransformasikan menggunakan *wavelet* sebagai ekstraksi ciri wajah dan akan menjadi data masukan pada *Backproagation* untuk pembelajaran dan pengenalan ekspresi wajahnya.



Perbandingan penelitian sebelumnya dengan penelitian yang dilakukan oleh penulis dapat pada Tabel 2.1 berikut ini:

**Tabel 2.1 Perbandingan Penelitian**

Penelitian Jenis	Bashyal, Venayagamoorthy (2008)	Raheja, Kumar (2010)	Satiyan, Hariharan, Nagarajan (2010)	Peervan, Gupta, Verma (2012)	Saputro, Immanuela P (2015)
Metode	<i>Wavelet Gabor, Learning Vector Quantization (LVQ)</i>	<i>Added-boost classifier, Backpropagation</i>	<i>Wavelet Haar, Backpropagation</i>	<i>Statistical Feature Extraction, Backpropagation</i>	<i>Wavelet Haar &amp; Gabor, Backpropagation</i>
Objek	Citra dalam basis data JAFFE	Citra yang diambil dari hasil <i>capture web-cam</i> <i>Logitech</i> <i>Quick Cam Pro</i> yang ditempatkan pada <i>Central</i> <i>Electronics Engineering</i> <i>Research Institute</i> (CEERI), Pilani, India	Citra yang diambil dari hasil rekaman video gerakan wajah seseorang.	Citra dalam basis data JAFFE	Citra mahasiswa Unika De La Manado yang tersimpan dalam perangkat keras yang digunakan

Permasalahan	Bagaimana mengenali tujuh ekspresi wajah berdasarkan citra JAFFE?	1. Bagaimana mendeteksi wajah dari citra hasil <i>capture web-cam</i> ? 2. Bagaimana mengenali ekspresi wajah gembira, berpikir, dan sedih dari gerakan tubuh manusia?	Bagaimana mendeteksi gerakan wajah dari citra hasil rekaman video?	Bagaimana mengenali tujuh ekspresi wajah berdasarkan citra JAFFE?	Bagaimana mengenali tujuh ekspresi wajah berdasarkan citra mahasiswa Unika De La Salle yang telah tersimpan dalam perangkat keras yang digunakan?
Bahasa Pemrograman	Visual Basic dan Matlab	Java	C++	Matlab 7.0	Matlab (R2013a)
Tujuan	Mengenali tujuh ekspresi wajah pada citra JAFFE	Mendeteksi dan mengenali ekspresi wajah gembira, berpikir, dan sedih berdasarkan pada gerakan tubuh.	Mengenali ekspresi wajah berdasarkan gerakan alis, rahang, dan bibir.	Mengenali tujuh ekspresi wajah pada citra JAFFE	Mengenali tujuh ekspresi wajah pada citra mahasiswa Unika De La Salle Manado
Hasil	Penggunaan metode <i>Wavelet Gabor</i> dan LVQ memberikan tingkat keakuratan	Penggunaan metode <i>Add-boosted classifier</i> dan <i>Backpropagation</i> memberikan tingkat	Penggunaan metode <i>Wavelet Haar</i> dan <i>Backpropagation</i> memberikan tingkat	Penggunaan metode <i>Statistical feature extraction</i> dan <i>Backpropagation</i>	Penggunaan metode <i>Wavelet Haar</i> dan <i>Gabor</i> serta <i>Backpropagation</i> dapat

	sebesar 87,51% dalam mengenali enam ekspresi tanpa ekspresi takut pada 70 citra, tingkat keakuratan naik menjadi 90,21% pada semua ekspresi	keakuratan dalam mengenali ekspresi gembira sebesar 94.28%, berpikir 85.71%, dan sedih sebesar 83.33%	keakuratan sebesar 97% dalam mengenali semua ekspresi pada tingkat pertama level dekomposisi.	memberikan tingkat akurasi sebesar 100% dari data latih sebanyak 154 yang terdiri dari 22 citra dengan tujuh ekspresi wajah netral, gembira, terkejut, takut, sedih, marah, dan jijik dengan kecepatan waktu pengenalan 0:02:11 detik	memberikan tingkat keakuratan dalam mengenali tujuh ekspresi wajah minimal sebesar 85%
--	---	---	---	---	--

## 2.2 Landasan Teori

Dalam landasan teori, penulis akan mengemukakan beberapa teori pendukung yang menjelaskan konsep-konsep dasar yang berhubungan dengan penelitian yang saat ini sedang dilakukan.

### 2.2.1 Ekspresi Wajah

Wajah adalah masukan sensorik utama dan keluaran komunikatif utama. Ada empat kelas umum yang dapat digunakan untuk mendefinisikan sinyal wajah:

1. Sinyal wajah statik: dikaitkan dengan fitur yang relatif permanen dari wajah, seperti sebagai struktur tulang dan jaringan lunak, yang berkontribusi terhadap penampilan individu.
2. Sinyal wajah lambat: dikaitkan dengan perubahan dalam penampilan wajah, seperti munculnya keriput permanen dan perubahan tekstur kulit, yang terjadi secara bertahap dari waktu ke waktu.
3. Sinyal buatan: disebabkan oleh faktor eksternal seperti kacamata dan kosmetik.
4. Sinyal wajah cepat: dikaitkan dengan perubahan sementara dalam aktivitas neuromuskuler yang dapat menyebabkan perubahan visual terdeteksi dalam penampilan wajah.

Ekspresi wajah adalah hasil dari sinyal cepat wajah. Ekspresi tersebut berasal dari gerakan otot-otot wajah yang menarik kulit sehingga menyebabkan perubahan bentuk mata, alis, dan bibir, dan munculnya lipatan, alur-alur dan tonjolan di daerah yang berbeda pada kulit dan perubahan ini biasanya hanya berlangsung beberapa detik (Paknikar, 2008).



### 2.2.2 Citra Digital

Citra adalah gambar pada bidang dua dimensi yang dihasilkan dari gambar analog dua dimensi dan kontinu menjadi gambar diskrit, melalui proses *sampling* gambar analog dibagi menjadi M baris dan N kolom sehingga menjadi gambar diskrit (Purba, 2010). Selain definisi diatas, citra dapat didefinisikan sebagai fungsi intensitas cahaya dua-dimensi  $f(x,y)$  dimana  $x$  dan  $y$  menunjukkan koordinat spasial, dan nilai  $f$  pada suatu titik  $(x,y)$  sebanding dengan tingkat kecerahan (*gray level*) dari citra di titik tersebut (Dahria, et al., 2013).

Untuk memudahkan pengolahan citra dengan menggunakan komputer, suatu citra harus direpresentasikan secara numerik dengan nilai diskrit. Representasi citra continue kedalam nilai-nilai diskrit disebut dengan digitalisasi, dan citra inilah yang disebut dengan citra digital. Sebuah citra *digital* secara matematis dapat ditulis dalam bentuk matriks:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \cdots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \vdots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \cdots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (2.1)$$

Besar intensitas (derajat keabuan) yang diterima sensor di setiap titik  $(x,y)$  disimbolkan oleh  $f(x,y)$  dan besarnya tergantung pada intensitas yang dipantulkan oleh objek (Kumaseh, et al., 2013).

### 2.2.3 Segmentasi Citra

Salah satu operasi citra untuk keperluan analisis citra adalah segmentasi. Tujuan segmentasi adalah memisahkan obyek dari latar belakang atau satu obyek dengan obyek yang lainnya. Salah satu cara untuk melakukan segmentasi adalah

operasi pengambangan (*thresholding*). Operasi ini membagi citra menjadi dua wilayah, yaitu wilayah obyek dan wilayah latar belakang (Munir, 2006). Pada metode Otsu nilai ambang ditentukan dengan cara memisahkan bagian obyek dan latar belakang yang saling bertumpukan (Kumar, et al., 2013). Sedangkan metode *adaptive thresholding* adalah sebuah metode yang menggunakan nilai ambang lokal, yang dihitung secara adaptif berdasarkan statistik piksel-piksel tetangga. Hal ini didasarkan pada kenyataan bahwa bagian-bagian kecil dalam citra mempunyai iluminasi yang sama (Kaur , 2013).

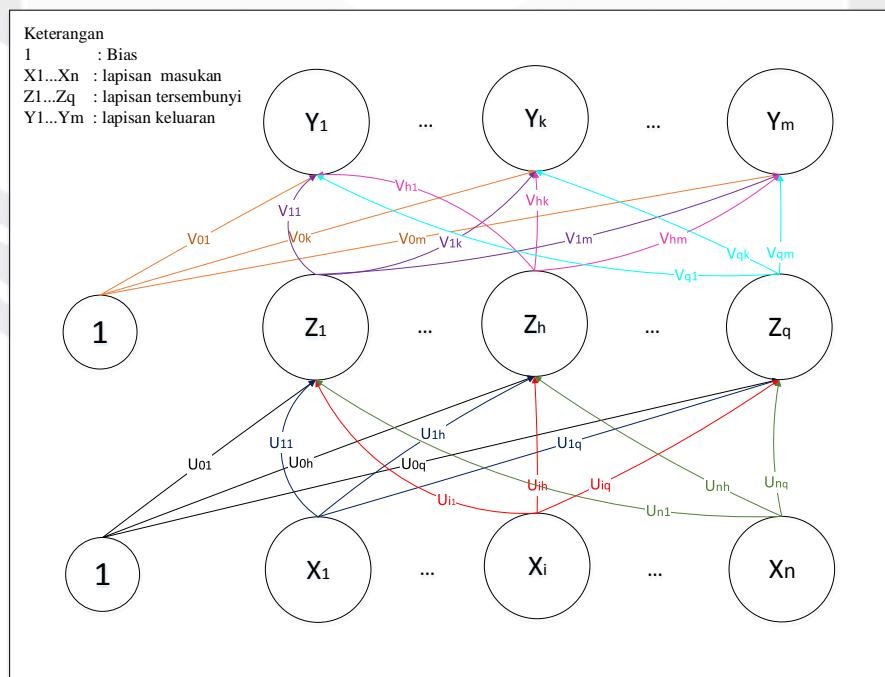
#### **2.2.4 Backpropagation**

*Backpropagation* adalah sebuah jaringan terbimbing *multilayer* yang memerlukan proses pelatihan untuk memperoleh suatu keluaran. Jaringan *backpropagation* minimal memerlukan satu lapisan masukan, lapisan tersembunyi, dan lapisan keluaran. *Backpropagation* dapat digunakan untuk melakukan klasifikasi dengan menggunakan hasil ekstraksi ciri sebagai data masukan dalam jaringan. Pengetahuan yang dimiliki oleh jaringan *Backpropagation* diperoleh melalui pelatihan. Pengetahuan disimpan dalam sebuah nilai yang disebut dengan bobot. Nilai bobot inilah yang digunakan sebagai dasar pengklasifikasian berdasarkan data masukan yang diberikan (Gunawan, et al., 2009). Langkah-langkah dalam jaringan *Backpropagation*, pertama adalah merambatkan data ke dalam lapisan masukan menuju lapisan keluaran. Kemudian akan dihitung selisih nilai *error* antara dari nilai keluaran dan nilai target. Jika nilai keluaran belum sesuai dengan nilai target, maka dengan menggunakan fungsi matematika tertentu

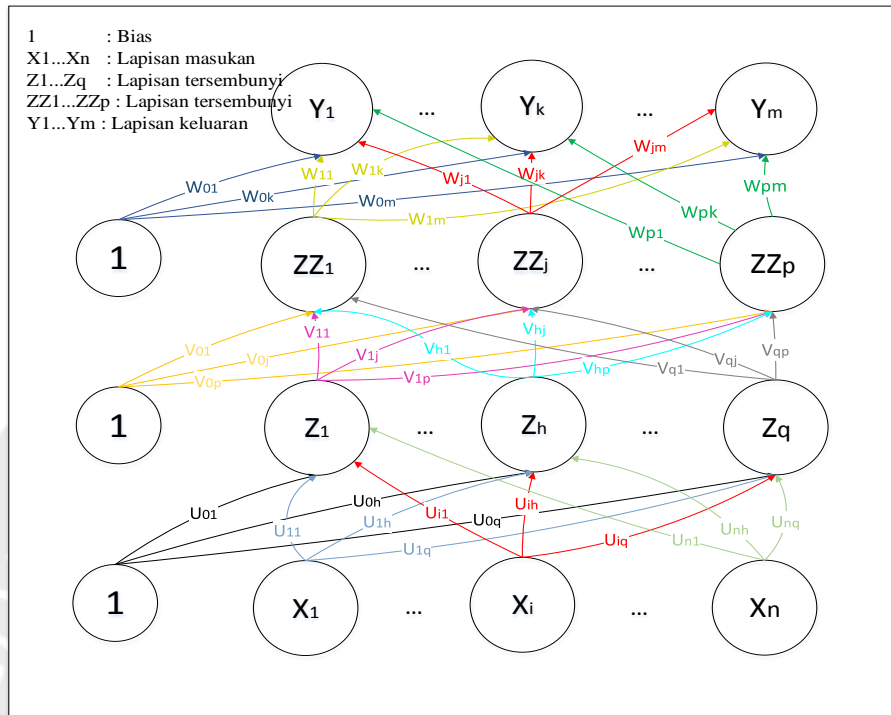
yang digunakan untuk menyebarkan kesalahan mundur melalui jaringan dari lapisan keluaran menuju lapisan masukan. Hal ini dilakukan berulang untuk memodifikasi bobot sedemikian rupa sehingga nilai keluaran sama dengan nilai target (Lakumarapu, 2010; Thomas & Mathew, 2012).

#### 2.2.4.1 Arsitektur Jaringan

*Backpropagation* terdiri dari banyak lapisan, yaitu lapisan masukan yang terdiri dari satu- $n$  unit masukan, lapisan tersembunyi yang minimal berjumlah satu unit, dan lapisan keluaran yang terdiri dari satu- $m$  unit keluaran (Kusumadewi, 2004). Arsitektur *Backpropagation* dengan satu lapisan tersembunyi terlihat pada gambar 2.1 dan arsitektur *Backpropagation* dengan dua lapisan tersembunyi terlihat pada gambar 2.2.



Gambar 2.1 Arsitektur Jaringan dengan Satu Lapisan Tersembunyi (Fausett, 1994)



Gambar 2.2 Arsitektur Jaringan dengan Dua Lapisan Tersembunyi (Fausett, 1994)

#### 2.2.4.2 Fungsi Aktivasi

Syarat fungsi aktivasi pada jaringan *Backpropagation* harus bersifat kontinu, dapat dideferinsiasi dan tidak monoton menurun. Beberapa fungsi aktivasi yang sesuai antara lain:

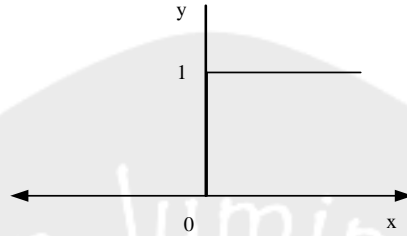
##### 1. Fungsi *Sigmoid* Biner

Fungsi *sigmoid* biner akan menghasilkan bilangan positif antara 0 sampai 1. Fungsi aktivasi ini akan menghasilkan unjuk kerja yang baik untuk pelatihan data yang juga mempunyai nilai antara 0 sampai 1 (Sibi, et al., 2013). Fungsi *sigmoid* biner mempunyai rumus (Kusumadewi, 2004):

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-\sigma x)} \quad (2.2)$$

Dengan turunannya:

$$f'(x) = \sigma f(x)[1 - f(x)] \quad (2.3)$$



Gambar 2.3 Fungsi aktivasi *sigmoid* biner

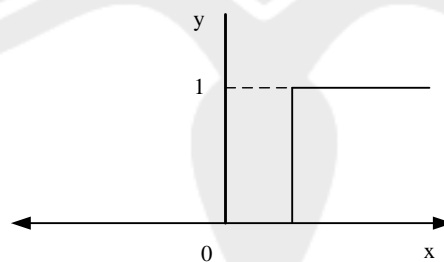
## 2. Fungsi *Sigmoid* Bipolar

Fungsi ini hampir sama dengan fungsi *sigmoid* biner, namun nilai yang dihasilkan mempunyai interval antara 1 sampai -1 (Sibi, et al., 2013). Fungsi *sigmoid* bipolar mempunyai rumus (Kusumadewi, 2004):

$$f(x) = \frac{1 - \exp(-x)}{1 + \exp(-x)} - 1 \quad (2.4)$$

Dengan turunannya:

$$f'(x) = \frac{\sigma}{2} [1 + f(x)][1 - f(x)] \quad (2.5)$$



Gambar 2.4 Fungsi aktivasi *sigmoid* bipolar

### 2.2.4.3 Algoritma Pelatihan

Untuk melakukan pengenalan ekspresi wajah menggunakan *Backpropagation*, hasil ekstraksi ciri dari langkah sebelumnya akan digunakan sebagai dasar untuk melakukan proses pengenalan. Pengetahuan yang dimiliki oleh algoritma *Backpropagation* diperoleh melalui hasil pelatihan pada jaringan. Pengetahuan disimpan sebagai sebuah nilai yang biasanya disebut bobot. Nilai bobot inilah yang kemudian akan menjadi dasar untuk melakukan klasifikasi berdasarkan masukan yang diberikan.

Algoritma Pelatihan *Backpropagation* (Kusumadewi, 2004; Dogra, et al., 2013)

1. Inisialisasi nilai Masukan, Target, Bobot awal, Bias awal, dan Target keluaran.
2. Tetapkan nilai Maksimum Epoch, Maksimum *Error*, dan *Learning Rate* ( $\alpha$ )
3. Inisialisasi Epoch = 0, MSE (Mean Square Error) = 1
4. Kerjakan langkah-langkah berikut selama (Epoch < Maksimum Epoch) dan (MSE > Maksimum Error):
  - a. Epoch = Epoch + 1
  - b. Untuk tiap-tiap pasangan elemen yang akan dilakukan pembelajaran, kerjakan:

*Feedforward*:

- 1) Tiap unit input ( $x_i$ ,  $i=1,2,3,\dots,n$ ) menerima sinyal  $x_i$  dan meneruskan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan yang ada di atasnya (lapisan tersembunyi).
- 2) Tiap unit yang terdapat pada lapisan tersembunyi ( $z_j$ ,  $j=1,2,3,\dots,p$ ) menjumlahkan sinyal-sinyal masukan terbobot:

$$z\_in_j = b1_j + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2.5)$$

gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluarannya:

$$z_j = f(z\_in_j) \quad (2.6)$$

dan kirimkan sinyal tersebut ke semua unit di lapisan atasnya (unit-unit keluaran)

Catatan: langkah (2) dilakukan sebanyak jumlah lapisan tersembunyi.

- 3) Tiap unit keluaran ( $y_k, k=1,2,3,\dots,m$ ) menjumlahkan sinyal-sinyal masukan terbobot:

$$y\_in_k = b2_k + \sum_{i=1}^p z_i w_{jk} \quad (2.7)$$

Gunakan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluarannya:

$$y_k = f(y\_in_k) \quad (2.8)$$

#### *Backpropagation*

- 4) Tiap unit output ( $y_k, k=1,2,3,\dots,m$ ) menerima target pola yang berhubungan dengan pola masukan pembelajaran, hitung informasi *error*nya:

$$\delta 2_k = (t_k - y_k) f'(y_{in_k}) \quad (2.9)$$

$$\phi 2_{jk} = \delta_k z_j \quad (2.10)$$

$$\beta 2_k = \delta_k \quad (2.11)$$

Kemudian hitung koreksi bobot yang akan digunakan untuk memperbaiki nilai  $w_{jk}$

$$\Delta w_{jk} = \alpha \phi 2_{jk} \quad (2.12)$$

Untuk menghitung koreksi bias yang akan digunakan untuk memperbaiki nilai  $b2_k$

$$\Delta b_{2_k} = \alpha \beta_{2_k} \quad (2.13)$$

Catatan: langkah (4) dilakukan sebanyak jumlah lapisan tersembunyi, yaitu menghitung informasi *error* dari suatu lapisan tersembunyi ke lapisan tersembunyi sebelumnya.

- 5) Tiap unit tersembunyi ( $z_j$ ,  $j=1,2,3,\dots,p$ ) menjumlahkan delta masukannya dari unit yang berada pada lapisan diatasnya:

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_{2_k} w_{jk} \quad (2.14)$$

kalikan nilai dari persamaan diatas dengan turunan dari fungsi aktivasinya untuk menghitung informasi *error*:

$$\delta_{1_j} = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (2.15)$$

$$\phi_{1_{ij}} = \delta_{1_j} x_j \quad (2.16)$$

$$\beta_{1_j} = \delta_{1_j} \quad (2.17)$$

Kemudian hitung koreksi bobot yang akan digunakan untuk memperbaiki nilai  $v_{ij}$

$$\Delta v_{ij} = \alpha \phi_{1_{ij}} \quad (2.18)$$

Hitung juga koreksi bias yang akan digunakan untuk memperbaiki nilai  $b_{1_j}$

$$\Delta b_{1_j} = \alpha \beta_{1_j} \quad (2.19)$$

- 6) Tiap unit keluaran ( $y_k$ ,  $k=1,2,3,\dots,m$ ) memperbaiki bias dan bobotnya ( $j=0,1,2,\dots,p$ ):

$$w_{jk}(\text{baru}) = w_{jk}(\text{lama}) + \Delta w_{jk} \quad (2.20)$$

$$b_{2_k}(\text{baru}) = b_{2_k}(\text{lama}) + \Delta b_{2_k} \quad (2.21)$$

Tiap unit tersembunyi ( $z_j$ ,  $j=1,2,3,\dots,p$ ) memperbaiki bias dan bobotnya ( $i=0,1,2,\dots,n$ )



$$v_{ij}(\text{baru}) = v_{ij}(\text{lama}) + \Delta v_{ij} \quad (2.22)$$

$$b1_j(\text{baru}) = b1_j(\text{lama}) + \Delta b1_j \quad (2.23)$$

c. Hitung MSE

### 2.2.5 Wavelet

Salah satu metode yang dapat digunakan dalam proses ekstraksi ciri citra adalah transformasi *wavelet*. Transformasi dilakukan bertujuan untuk mendapatkan informasi yang lebih jelas yang terkandung dalam citra. Melalui proses transformasi, citra dapat dinyatakan sebagai kombinasi linear dari sinyal dasar atau yang biasa disebut dengan fungsi basis (Putra, 2010)

*Wavelet* diartikan sebagai *small wave* atau gelombang singkat yang mempunyai kemampuan untuk mengelompokkan energi citra dan terkonsentrasi pada sekelompok kecil koefisien, sedangkan koefisien lainnya yang hanya mengandung sedikit energi yang dapat dihilangkan tanpa mengurangi informasinya (Sutarno, 2010). *Wavelet* adalah fungsi matematika yang menguraikan data atau fungsi menjadi komponen-komponen frekuensi yang berbeda, keunggulan *wavelet* adalah cocok untuk pendekatan sebuah sinyal yang memiliki diskontinuitas tajam (Dahria, et al., 2013).

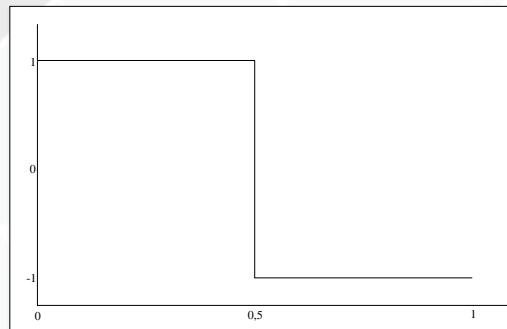
#### 2.2.5.1 Wavelet Haar

*Wavelet* Haar merupakan *wavelet* tertua dan sederhana yang ditemukan pada tahun 1909. Jenis *wavelet* ini disebut juga dengan *wavelet* induk yang didefinisikan sebagai berikut (Talukder & Harada, 2007):

$$\psi(x) = \begin{cases} 1 & 0 \leq x \leq 1/2 \\ -1 & 1/2 \leq x < 1 \\ 0 & x \text{ yang lain} \end{cases} \quad (2.24)$$

$$\phi(x) = \begin{cases} 1 & 0 \leq x \leq 1 \\ 0 & x \text{ yang lain} \end{cases} \quad (2.25)$$

*Wavelet* Haar termasuk dalam kategori orthogonal dikarenakan *wavelet* ini serupa dengan *wavelet* db1 (Daubechies orde 1). Panjang tapis *wavelet* Haar adalah dua. Fungsi penskalaan *wavelet* haar terlihat pada gambar 2.5.



Gambar 2.5 Fungsi penskalaan *Wavelet* Haar

Transformasi sinyal dua dimensi atau citra dalam melakukan transformasi nilai-nilai pikselnya dapat dilakukan dengan dua cara, yaitu dengan menggunakan metode dekomposisi standar dan metode dekomposisi non standar. Dekomposisi standar dimulai dengan transformasi *wavelet* satu dimensi untuk setiap baris dari setiap nilai piksel citra hingga level yang diinginkan. Kemudian transformasi *wavelet* satu dimensi untuk setiap kolomnya. Sedangkan pada dekomposisi tidak standar, transformasi *wavelet* satu dimensi untuk baris kemudian transformasi *wavelet* satu dimensi untuk kolom levelnya, hal ini dilakukan berulang setiap levelnya hingga level yang diinginkan (Sutarno, 2010).

Proses transformasi *wavelet* Haar level pertama, citra asli *grayscale* akan dibagi menjadi empat bagian yang terdiri dari satu bagian frekuensi tinggi

horizontal, satu bagian frekuensi tinggi vertikal, satu bagian frekuensi tinggi diagonal, dan satu bagian frekuensi regional. Setiap bagian memiliki frekuensi ciri tetapi nilai yang paling minimum berada pada bagian regional. Dekomposisi level kedua akan dilakukan pada bagian kiri atas yang akan dibagi menjadi empat bagian lagi. Proses berulang sampai dengan level transformasi yang diinginkan. Gambar 2.6 menunjukkan proses dekomposisi citra dengan menggunakan wavelet Haar (Agarwal & Prakash, 2013).

LL2	LH1	LH1
HL2	HH2	
HL1		HH1

Gambar 2.6 Dekomposisi Citra

Untuk masing-masing dekomposisi horizontal dan vertikal, koefisien *Low Pass Filter* (LPF) dan *High Pass Filter* (HPF) dicari dengan menggunakan fungsi sebagai berikut:

$$LPF = f'_k = \frac{1}{\sqrt{2}}(f_{2k} + f_{2k-1}) \quad (2.26)$$

$$HPF = f'_k = \frac{1}{\sqrt{2}}(f_{2k} - f_{2k-1}) \quad (2.27)$$

### 2.2.5.2 Wavelet Gabor

*Wavelet* Gabor telah digunakan dalam berbagai macam bidang pengolahan atau analisa sinyal dan pola baik dalam frekuensi spasial dan domain. Penggunaan *wavelet* Gabor banyak memberikan hasil yang baik pada aplikasi seperti segmentasi tekstur, pengenalan sidik jari, dan pengenalan wajah (Zor, 2008). Karakteristik dari

*wavelet* Gabor adalah kemampuannya untuk dengan mudah menyesuaikan lokalisasi detail pada domain spasial dan frekuensi serta kesamaannya dengan representasi frekuensi dan orientasi sistem visual manusia sehingga *wavelet* Gabor sangat populer dan memberikan hasil yang baik pada area tertentu seperti yang telah disebutkan diatas (Zhan Yong-zhao, et al., 2004).

Pada dasarnya *wavelet* Gabor terbentuk dari perkalian antara fungsi sinusoidal kompleks dengan *Gaussian Envelope* seperti terlihat dibawah ini (Zor, 2008):

Fungsi sinusoidal kompleks:

$$s(x, y) = \exp(j(2\pi(u_0x + v_0y + P))) \quad (2.28)$$

$u_0, v_0$  : frekuensi spasial

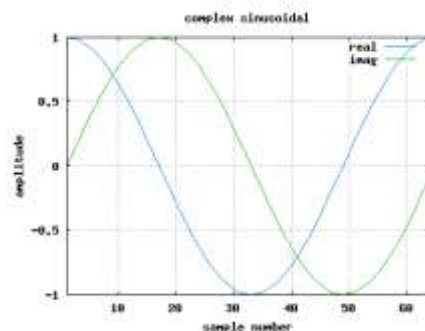
$P$  : fase

Fungsi sinusoidal terdiri dari dua gelombang, dimana untuk bilangan real berbentuk gelombang cosinus dan bilangan imajiner berbentuk gelombang sinus. Sedangkan dalam koordinat polar dapat dituliskan:

$$F_0 = \sqrt{u_0^2 + v_0^2} \quad (2.29)$$

$$w_0 = \arctan(v_0/u_0)$$

$$s(x, y) = \exp(j(2\pi(x \cos w_0 + y \sin w_0 + P))) \quad (2.30)$$



Gambar 2.7. Fungsi Sinusoidal Kompleks

Bagian yang kedua adalah *Gaussian envelope*:

$$w_r = K \exp(-\pi(a^2)(x - x_0)_r^2 + b^2(y - y_0)_r^2)) \quad (2.31)$$

$(x_0, y_0)$  : titik puncak dari *Gaussian envelope*

a, b : parameter skala pada saat puncak mengecil

$(x - x_0)_r (y - y_0)_r$  : arah rotasi, dapat didefinisikan sebagai berikut:

$$(x - x_0)_r = (x - x_0)\cos\theta + (y - y_0)\sin\theta \quad (2.32)$$

$$(y - y_0)_r = -(x - x_0)\sin\theta + (y - y_0)\cos\theta \quad (2.33)$$

Dari dua fungsi diatas, dalam koordinat kartesian, *wavelet* Gabor dapat ditulis sebagai berikut:

$$g(x, y) = K \exp(-\pi(a^2(x - x_0)_r^2 + b^2(y - y_0)_r^2)) \exp(j(2\pi(u_0x + v_0y) + P)) \quad (2.34)$$

Dalam koordinat polar

$$g(x, y) = K \exp(-\pi(a^2(x - x_0)_r^2 + b^2(y - y_0)_r^2)) \exp(j(2\pi F_0(x\cos w_0 + y\sin w_0) + P)) \quad (2.35)$$

Definisi Parameter

K : skala magnitude *Gaussian Envelope*

j : suatu bilangan kompleks

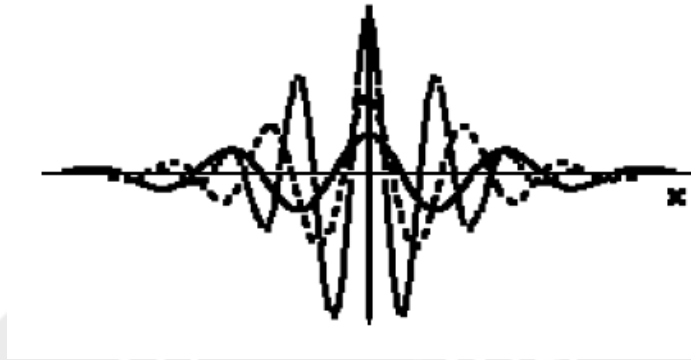
a, b : koordinat sumbu titik x dan y dari *Gaussian Envelope*

$\theta$  : sudut rotasi *Gaussian Envelope*

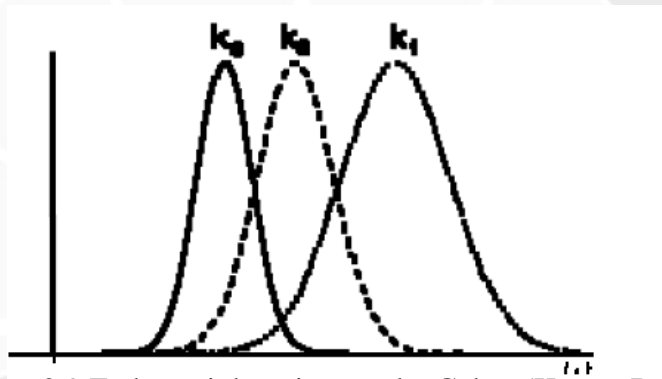
$(x_0, y_0)$  : nilai puncak *Gaussian envelope* di titik  $(x_0, y_0)$

$(u, v) = (F_0, w_0)$ : *Sinusoidal carrier's Cartesian spatial frequencies.*

P : Fase dari *sinusoidal*



Gambar 2.8 Spasial domain wavelet Gabor (Kumar B, 2006)



Gambar 2.9 Frekuensi domain wavelet Gabor (Kumar B, 2006)

### 2.2.6 Normalisasi Data

Normalisasi data merupakan langkah yang perlu dilakukan pada saat merancang suatu sistem pengenalan atau klasifikasi pola yang mempunyai variasi nilai ekstraksi ciri dalam interval yang sangat berbeda. Dengan tidak adanya normalisasi data, nilai besar memiliki pengaruh kuat dalam rancangan sistem pengenalan atau klasifikasi pola yang dapat menyebabkan pengenalan ataupun klasifikasi pola menjadi kurang valid. Normalisasi data berfungsi sebagai pembatas nilai ekstraksi ciri dalam interval tertentu.

Metode umum yang sering dilakukan untuk melakukan normalisasi data adalah metode linear dengan meng-nol-kan nilai rata-rata dan unit variannya. Sebagai contoh, andaikan terdapat vektor ekstraksi ciri yang mempunyai sejumlah  $N$  data dengan nilai tertentu  $x$ , dan  $\bar{x}$  adalah nilai rata-rata  $x$  dan  $\sigma$  adalah standar deviasi maka normalisasi data dapat dihitung dengan menggunakan rumus seperti pada persamaan 2.36 (Theodoridis & Koutroumbas, 2010)

$$\hat{x}_i = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma}, i = 1, 2, \dots, N \quad (2.36)$$

Namun jika normalisasi data akan dilakukan dengan menggunakan interval tertentu, maka data harus ditransformasikan kedalam interval tersebut. Sebagai contoh vektor ekstraksi ciri  $N$  akan diubah dalam interval  $[0 \ 1]$  seperti pada keluaran fungsi aktivasi sigmoid biner. Mengingat fungsi sigmoid biner merupakan fungsi asimtotik yang nilainya tidak pernah mencapai 0 atau 1, maka nilai dapat ditransformasikan dalam interval yang lebih kecil misalnya  $[0,1 \ 0,9]$ . Jika  $a$  adalah nilai minimum dari  $N$  dan  $b$  adalah nilai maksimum dari  $N$ , transformasi data dalam interval  $[0,1 \ 0,9]$  dapat menggunakan rumus metode linear seperti pada persamaan (2.37) (Jong, 2005)

$$N' = \frac{0,8(N-a)}{b-a} + 0,1 \quad (2.37)$$

### 2.2.7 Hipotesa

Untuk menjawab pertanyaan yang terdapat pada rumusan masalah, maka dikembangkan hipotesa sebagai berikut:

H1: Algoritma *wavelet* Haar dan *wavelet* Gabor dapat digunakan untuk melakukan ekstraksi ciri wajah pada citra *digital grayscale*.

H2: Algoritma pembelajaran terawasi *Backpropagation* dapat digunakan untuk proses pembelajaran dan pengenalan ekspresi wajah.

H3: Perangkat lunak yang dihasilkan dapat memberikan ketepatan minimal sebesar 85% dalam pengenalan ekspresi wajah.

